

基于混合纹理的计算机自动分类方法

崔红霞,黄科涵

(渤海大学 信息科学与技术学院 辽宁 锦州 121000)

摘要: 针对高分辨率光学图像光谱信息单一、纹理信息丰富的特点,设计了一种基于粗、细纹理两种特征相结合的计算机自动分类方法。通过提出一种基于 Tamura 的局部纹理特征和灰度共生矩阵的细小纹理特征混合的 7 维特征向量,实现图像基于 k-means 聚类的 7 维特征空间的计算机自动分类。针对耕地、森林、裸露地、水域四类典型地物,通过对 1 600 张样本影像(每类 400 张)的分类探测,自动确定 Tamura 特征和灰度共生矩阵特征移动窗口的最佳尺寸。模拟地物合成影像自动分类和低空高分辨率光学影像的典型地物自动分类的实验结果表明,该方法的自动分类精度优于单种纹理特征的分类精度,采用混合纹理对遥感图像进行地物分类是计算机自动分类的研究方向之一。

关键词: 计算机分类;纹理特征;灰度共生矩阵;聚类;非监督分类

中图分类号: TP751

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2018)02-0158-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2018.02.034

Computer Automatic Classification Method Based on Mixed Texture

CUI Hong-xia, HUANG Ke-han

(School of Information Science and Technology, Bohai University, Jinzhou 121000, China)

Abstract: According to the characteristics of high resolution optical image with single spectral information and rich texture information, we design a computer automatic classification method based on the combination of two features of coarse and fine texture. By presenting a new 7 dimensional feature vector based on Tamura texture feature and gray level co-occurrence matrix, automatic classification of 7 dimensional feature space based on k-means clustering is achieved. According to four kinds of typical objects like the cultivated land, forest and bare land, waters, through the image of 1600 samples (each 400) classification detection, the optimal size of Tamura features and gray level co-occurrence matrix features moving window is determined automatically. The experiments on automatic classification of simulation object synthetic image and that of typical objects for the low optical image with high resolution show that the classification accuracy of the proposed method is better than that of single texture features. Texture features using the mixture of remote sensing image classification is one of the research directions of computer automatic classification.

Key words: computer classification; texture feature; grey level co-occurrence matrix; clustering; unsupervised classification

0 引言

现代国家的大型工程项目的前期准备调研工作,都要利用航空或者卫星遥感获取地面信息。海量的遥感图像计算机自动化处理是涉及计算机科学与技术、遥感图像处理的交叉研究课题,它既是数据密集型,也是计算密集型的工作^[1]。利用计算机自动、准确地对获取的遥感图像进行地物分类是该领域内一个比较重要的组成部分,需要一整套方法的支持。

20 世纪 80 年代以前,主要应用的是基于统计模式识别的计算机遥感影像解译研究,即根据单像元的

光谱统计特征区分遥感影像中的地物种类^[2],研究集中于遥感卫星影像多光谱影像分类^[3]。随着对地观测技术的发展,可获取到多种光谱信息单一,但纹理特征丰富的高分辨率影像,借助于图像的光谱信息与纹理特征相结合的方式作为计算机分类依据,采用面向对象的方法对遥感影像进行计算机遥感影像分类越来越受到研究人员的青睐。

计算机遥感影像分类的传统方法可以分为两大类:非监督分类和监督分类。非监督分类是指没有先验数据,直接对待分类影像提取所需的纹理特征和光

收稿日期: 2017-03-02

修回日期: 2017-07-05

网络出版时间: 2017-11-15

基金项目: 国家自然科学基金(41371425)

作者简介: 崔红霞(1969-),女,博士,教授,硕导,研究方向为计算机视觉测量和实用系统;黄科涵(1992-),男,通讯作者,硕士研究生,研究方向为遥感影像处理与应用。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20171115.1436.042.html>

谱等信息进行分类,如陈以超等应用了非参数化核密度估计聚类方法^[4];监督分类是利用样本确定根据类别确定的判别函数中的参数,然后将待分类样本代入判别函数进行分类,如基于二叉决策树的分类方法^[5]、基于语义网的分类方法^[6]、基于SVM的遥感图像自动分类^[7]。

高分辨率可见光光学影像具有纹理信息丰富的特点,但光谱特征有限(只有R、G、B三个波段)。纹理特征是不依赖于颜色或者亮度反映图像中的同质现象,是所有物体表面共有的内在特性^[8]。利用图像的纹理特征进行高分辨率遥感影像分类更加有效、实用。纹理特征是复杂的视觉实体或者子模式的组合,有亮度、陡度、大小等特征,每一种地物所呈现的纹理特征都有自己的特点^[9]。遥感图像数据类别多、混合度大,计算机自动处理并达到一定精度是难点问题^[10]。受限于单一纹理特征的纹理描述偏重不同,不同纹理特征的地物分类侧重不同,单一地利用某一种纹理特征对遥感影像的计算机分类精度不稳定,对不同的纹理特征进行合理的组合与利用,是提高遥感影像计算机自动分类精度的有效方法。

已有的图像纹理特征描述方法如灰度共生矩阵法、LBP算法等都存在视觉属性不明确的问题^[11]。1978年,Tamura等根据人类对纹理视觉感知的心理学研究,提出了Tamura纹理特征的表达^[12],侧重于表达整幅图像或者区域的纹理特征,常用于图像检索和识别。灰度共生矩阵通过窗口大小的设置,具有精细纹理特征提取的特性。对此,文中提出一种粗、细混合纹理特征描述方法,即利用Tamura纹理特征来描述局部区域的纹理特征;基于灰度共生矩阵提取精细的纹理特征。建立了一种具有一定的互补性和协同性的混合特征提取分类方法,并针对低空高分辨率可见光光学影像的四类典型地物(耕地、森林、裸露地、水域)进行分类研究。

1 混合纹理特征地物分类方法及其流程

1.1 Tamura 纹理特征

Tamura纹理特征包括六个分量,分别是粗糙度(coarseness)、对比度(contrast)、方向度(directionality)、线性度(linearity)、规则度(regularity)和粗略度(roughness)。这六个纹理特征对应于心理学角度上纹理特征的六个属性,其中仅有3个纹理特征是不相关的,常用于图像检索、图像识别等。

(1) 粗糙度。

粗糙度 F_{cr} 是最基本的纹理特征,狭义而言粗糙度就是纹理。粗糙度指图像上纹理基元变化的频度。对具有不同结构的纹理样式,基元尺寸越大或基元重复

次数越少,给人的感觉越粗糙^[13]。如果对比的两部分仅仅在比例上有所不同,越大的越粗糙。

首先,计算图像中大小为 $2^k \times 2^k$ 的矩形区域的移动窗口中每个像素点的亮度均值:

$$A_k(x, y) = \frac{\sum_{i=x-2^{k-1}}^{x+2^{k-1}-1} \sum_{j=y-2^{k-1}}^{y+2^{k-1}-1} g(i, j)}{2^{2k}} \quad (1)$$

其中, (x, y) 为所选像素在图像中的位置; $g(i, j)$ 表示 (i, j) 像素点的灰度; k 用来确定像素的范围。

对于每个像素点,分别计算其在水平和垂直方向上互不重叠的活动窗口之间的平均强度差:

$$E_{kh} = |A_k(x + 2^{k-1}, y) - A_k(x - 2^{k-1}, y)| \quad (2)$$

$$E_{kv} = |A_k(x, y + 2^{k-1}) - A_k(x, y - 2^{k-1})| \quad (3)$$

令 $E_{\max_{kv}} = \max(E_{v,1}, E_{v,2}, \dots, E_{v,5}, E_{h,1}, E_{h,2}, \dots, E_{h,5})$,则可确定窗口最佳尺寸 S 。

$$S(x, y) = 2^w \quad (4)$$

最后,根据式(5)计算整幅图像或者某个区域的粗糙度:

$$F_{cr} = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n S(i, j) \quad (5)$$

(2) 对比度。

对比度 F_{co} 描述的是图像的明亮对比程度,像素之间的亮度差异越大,对比度越大。影响对比度的因素主要有四个:灰度的动态范围、黑白区域的比例、边缘锋利度和样式的重复周期^[14]。一般用二阶矩与四阶矩的比值来表示,如式(6):

$$F_{co} = \frac{\sigma^2}{\sqrt{\alpha_4}} \quad (6)$$

其中, α_4 为整个图像或者区域的四阶矩; σ^2 为灰度方差。

(3) 方向度。

对于选定的区域,方向度是一个整体上的性质,它与基元的形状以及纹理的排列规则有关。一般从傅里叶功率直方图中找到图像的方向度,但是Tamura等使用了和方位角相反的局部边缘概率直方图来代替傅里叶功率直方图。计算每个像素的梯度向量的模和局部边缘方向,如下所示:

$$|\Delta G| = \frac{(|\Delta_x| + |\Delta_y|)}{2} \quad (7)$$

$$\theta = \arctan(|\Delta_y| / |\Delta_x|) + \frac{\pi}{2} \quad (8)$$

其中, Δ_x 为原图像与水平方向的 3×3 矩阵梯度掩模的卷积; Δ_y 为原图像与垂直方向的 3×3 矩阵梯度掩模的卷积。

根据所有像素的梯度向量,构造局部边缘概率直方图。直方图的特性反映了纹理方向性的强弱,如式

(9):

$$F_{di} = \sum_p \sum_{\varphi \in w_p} ((\varphi - \varphi_p)^2 H_d(\varphi)) \quad (9)$$

其中, n_p 为直方图中所有的峰值; p 为直方图中某一个峰值; w_p 为该峰值在谷之间的范围; φ_p 为有最高值的分箱; H_d 为计算所有像素梯度向量数目后构造的直方图。

依据 Tamura 粗糙度纹理分量提取公式, 当 $k = 5$ 时, 提取 Tamura 纹理特征的移动窗口最小取 32×32 , 同时考虑到 Tamura 纹理特征侧重于图像宏观方面的纹理, 为方便计算, 从 35×35 , 55×55 , 75×75 , 95×95 四个不同大小的移动窗口中选取最合适的移动窗口。对耕地、森林、裸露地、水域四类地物 400 张遥感影像分别按照上述窗口大小提取 Tamura 纹理特征, 组成纹理特征矩阵并进行非监督分类, 准确率如表 1 所示。

表 1 基于 Tamura 纹理特征的地物分类准确率 %

移动窗口	耕地	森林	裸露地	水域	综合
35* 35	49	21	29	39	34.5
55* 55	50	16	30	58	38.5
75* 75	49	30	36	66	45.25
95* 95	55	38	41	64	49.5

从表 1 可知, 提取 Tamura 纹理特征所选取的窗口越大, 对地物的分类越准确。但是在实际地物分类实验中, 选取过大的窗口会丢失很多边缘信息, 所以根据遥感影像的实际大小选取合适的移动窗口十分重要。

1.2 灰度共生矩阵纹理特征描述

灰度共生矩阵是由灰度级为 i 的点, 以及与这个点固定距离为 d 和固定角度为 θ 的灰度级为 j 的点, 这两个位置的像素的联合概率密度来定义。通常, $d = \{1, 2, 3, 4\}$, $\theta = \{0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ\}$ [15]。

灰度共生矩阵反映了亮度的分布特性和相近亮度的像素之间的位置分布特性, 是有关图像亮度变化的二阶统计特征。设 $f(x, y)$ 为一幅二维数字图像, 大小为 $M \times N$, 灰度级为 N_g , 则灰度共生矩阵的数学公式如下:

$$P(i, j) = \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in M \times N \mid f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\} \quad (10)$$

其中, $\#(X)$ 表示为统计 X 的个数; (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 的距离为 d , 两点连线与坐标横轴的夹角为 θ 。按照以上条件, 就可以得出这幅图像的灰度共生矩阵 $P(i, j, d, \theta)$, 矩阵 P 为 $N_g \times N_g$ 大小的矩阵。通过 $P'(i, j, d, \theta) = P(i, j, d, \theta) / R$, 可获得归一化的灰度共生矩阵, 其中 R 为归一化常数 [16]。

矩阵 P 是一个对称矩阵, 当距离 d 的取值较小时, 对角线附近的值表示灰度级相近的像素对出现的概

率; 与对角线距离较远的值则表示灰度级相差较大的像素对出现的概率。如果图像某个区域的纹理粗糙度小, 由于像素对趋于相同的灰度, 灰度共生矩阵的值比较集中于主对角线两侧; 而对于粗糙度较大的区域, 元素值将在距离主对角线较远的位置分散分布。其含义是细纹理区域灰度空间变化快, 粗纹理区域随距离的加大仅有细微变化。

Haralick 等从灰度共生矩阵中导出 14 个反映矩阵状况的参数, 这些参数就是基于灰度共生矩阵的纹理量化方法 [17]。在 14 个纹理特征中, 仅有 4 个是不相关的 [18], 文中采用 4 个常用的纹理特征。

(1) 角二阶矩 (angular second moment, ASM), 是灰度共生矩阵元素值的平方和, 也称为能量, 反映了图像灰度分布均匀程度和纹理粗糙度。

$$ASM = \sum_{i,j=1}^N P(i, j, d, \theta)^2 \quad (11)$$

(2) 对比度 (contrast), 又称为主对角线惯性矩, 是灰度共生矩阵主对角线附近的惯性矩, 反映了图像中的像素值与周边邻域内像素值的亮度对比情况。纹理沟纹越深, 对比度越大, 视觉效果越清晰; 反之, 对比度越小, 图像越模糊。

$$CON = \sum_{i,j=1}^N (i - j)^2 P(i, j) \quad (12)$$

(3) 相关 (correlation) 是用来衡量灰度共生矩阵的元素在行或列方向上的相似程度。相关值反映了图像中局部灰度相关性, 因此, 当某种灰度值沿某个方向延伸得越长, 矩阵元素值越平均, 相关值越大; 反之, 相关值越小。相关是灰度线性关系的度量。

$$COR = \frac{\sum_{i,j=1}^N (i, j) P(i, j) - \mu_i \mu_j}{\sigma_i \sigma_j} \quad (13)$$

其中, μ_i 、 μ_j 、 σ_i 和 σ_j 分别定义为:

$$\mu_i = \sum_i \sum_j iP(i, j) \quad (14)$$

$$\mu_j = \sum_i \sum_j jP(i, j) \quad (15)$$

$$\sigma_i^2 = \sum_i \sum_j (i - \mu_i)^2 P(i, j) \quad (16)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_i \sum_j (j - \mu_j)^2 P(i, j) \quad (17)$$

(4) 熵 (entropy) 度量图像纹理信息的随机性。熵表示图像中纹理的非均匀程度和复杂程度。当灰度共生矩阵中所有元素值都相等时, 熵最大; 反之, 则越小。

$$ENT = \sum_i \sum_j P(i, j) \log P(i, j) \quad (18)$$

对于灰度共生矩阵的提取窗口, 由于灰度共生矩阵更加关注于像素对之间的关系, 通过对像素对在图像空间上存在的关系进行研究与计算得到图像的纹理特征, 文中将灰度共生矩阵的窗口定义为 3×3 , 以描述

微观纹理。

1.3 基于混合纹理特征的计算机自动分类

自动遍历影像,分别提取 Tamura 纹理特征和灰度共生矩阵纹理特征,构建混合纹理特征向量,在特征空间内,利用 k-means 分类。其流程如图 1 所示。

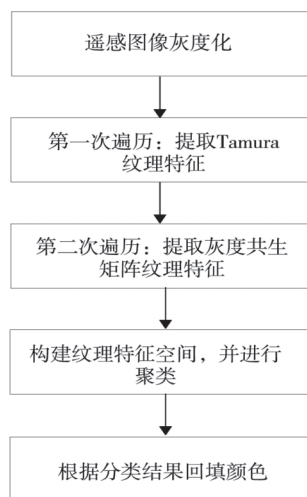


图1 计算机自动分类流程

(1) 读取遥感图像并将其转化为灰度图像,灰度矩阵大小为 $M \times N$, M 与 N 分别是原图像的长与宽。

(2) 使用 $T_k \times T_k$ 大小的移动窗口从灰度图像左上角开始遍历,移动步长为 1。对每个移动窗口提取 Tamura 纹理特征的粗糙度、对比度、方向度,其中 T_k 取值为 95。

(3) 与步骤 2 同时使用 $G_k \times G_k$ 大小的移动窗口遍历灰度图像,移动步长为 1。对每个移动窗口提取灰度共生矩阵纹理特征的角二阶矩、对比度、相关、熵,其中 k 取值为 3。

(4) 每组 Tamura 纹理特征分量对应一组灰度共生矩阵纹理特征,构建 7 维的纹理特征空间。

(5) 利用 k-means 分类方法对纹理特征空间进行聚类运算。

(6) 将每个移动窗口中心点视为地物分类图的一个像素点,按照种类进行颜色回填。

2 实验分析

2.1 模拟分类对比实验

首先,建立裸露地、林地、耕地、水域四类地物组合的模拟影像(见图 2(a)),进行地物分类的模拟仿真对比实验,验证系统的 7 维混合纹理特征分类方法对比单一纹理特征分类方法的优越性。

分别提取 Tamura 纹理特征和灰度共生矩阵纹理特征,构建 3 维的 Tamura 纹理特征空间、4 维的灰度共生矩阵纹理特征空间、7 维的混合纹理特征空间,利用 k-means 方法对三种特征空间分别进行分类,结果如图 2 所示。

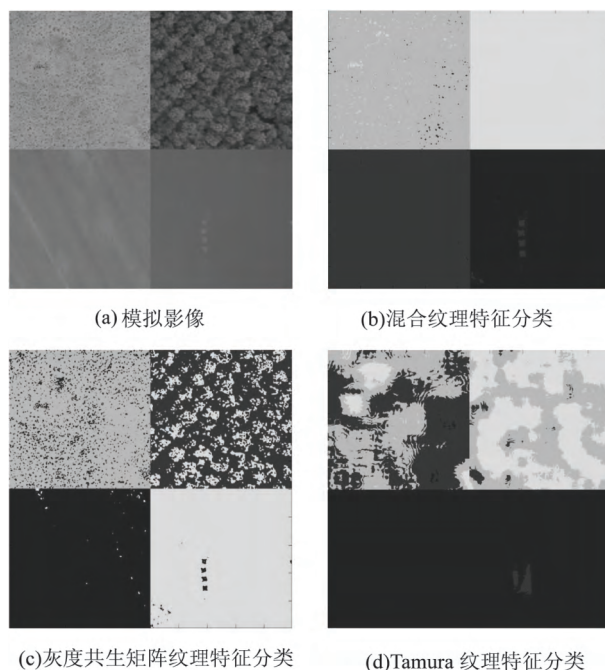


图2 实验结果对比

三种分类方法的准确率分别为 97.08%、78.96% 和 56.32%,可以明确地看出系统采用的两种不同纹理特征相结合的方式地进行地物分类好于依靠单一纹理特征进行地物分类的方法。

2.2 无人机高分辨率光学影像分类实验

图 3(a) 为浙江奉化低空图像,按照混合纹理分类方法得到如图 3(b) 所示的地物分类图。

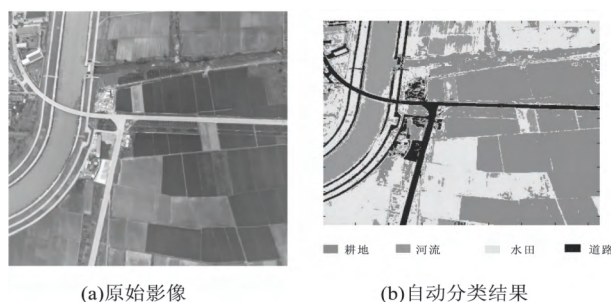


图3 分类结果

经计算,典型地物分类的准确率为 90.21%,其中错分地物主要为将一部分水田错分为河流和耕地,主要由于水田与河流比较相似,在水深不同的时候,容易将部分水田错分为河流;水田中零星分布的绿色浮游生物也会造成部分水田错分为耕地。

3 结束语

提出了一种灰度共生矩阵与 Tamura 纹理特征相结合的地物分类方法,实现了不同纹理特征相结合的遥感图像地物计算机自动分类,探索光谱信息稀少、纹理信息丰富的高分辨率遥感影像自动分类的新方法。与基于单一类型纹理特征的分类方法相比,该方法无需采用并行计算的方式,没有增加算法的运行时间,取

得了较高的精度。在实际应用中,针对地物的特点,通过优选更多类型的纹理特征并采用适当的降维方法,并设计更为高效的聚类方法,可实现基于纹理信息的高分影像自动高精度分类。

参考文献:

- [1] 李盛阳,张爱军,朱重光,等.基于网格的遥感图像快速处理[J].计算机工程,2007,33(6):35-37.
- [2] 陈杰.高分辨率遥感影像面向对象分类方法研究[D].长沙:中南大学,2010.
- [3] 江涛,李红.遥感卫星接收系统计算机控制技术研究[J].计算机测量与控制,2013,21(9):2434-2435.
- [4] 陈以超,洪汉玉,王俊,等.一种鲁棒性的遥感图像地域分类新方法[J].计算机技术与发展,2007,17(8):136-139.
- [5] 华晔,张涛,奚后玮,等.基于决策树的高光谱遥感影像分类方法研究[J].计算机技术与发展,2012,22(6):198-202.
- [6] 张亚亚,张立民,刘小伟,等.基于语义网的遥感图像分类[J].计算机技术与发展,2015,25(5):218-223.
- [7] 王养廷.基于SVM的遥感图像自动分类研究[J].计算机仿真,2013,30(6):378-381.
- [8] SMITH J R, CHANG S F. Automated binary texture feature sets for image retrieval [C]//Proceedings of the acoustics, speech and signal processing. Washington, DC, USA: IEEE

Computer Society, 1996: 2239-2242.

- [9] 李智峰,朱谷昌,董泰锋.基于灰度共生矩阵的图像纹理特征地物分类应用[J].地质与勘探,2011,47(3):456-461.
- [10] 孟海东,郝永宽,宋飞燕,等.遥感图像非监督计算机分类方法的研究[J].计算机与现代化,2008(7):66-69.
- [11] 郝玉保,王仁礼,马军,等.改进 Tamura 纹理特征的图像检索方法[J].测绘科学,2010,35(4):136-138.
- [12] TAMURA H, MORI S, YANAWAKI T. Texture features corresponding to visual perception[J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1978, 8(6): 460-473.
- [13] 吕晓琪,郭金鸽,赵宇红,等.基于图像分割的 Tamura 纹理特征算法的研究与实现[J].中国组织工程研究,2012,16(17):3160-3163.
- [14] 王顺杰,齐春,程玉胜. Tamura 纹理特征在水下目标分类中的应用[J].应用声学,2012,31(2):135-139.
- [15] HARALICK R M, SHANMUGAM K, DINSTEN I. Textural features for image classification [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [16] 谢菲.图像纹理特征的提取和图像分类系统研究及实现[D].成都:电子科技大学,2009.
- [17] 姚宏宇,李弼程.基于广义图像灰度共生矩阵的图像检索方法[J].计算机工程与应用,2004,40(34):98-101.
- [18] ULABY F T, KOUYATE F, BRISCO B, et al. Textural information in SAR images [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1986, 24(2): 235-245.

(上接第 157 页)

域出现了较大的误差,误分概率较大,所以算法还存在很多不足之处,需要加强。对于实验结果中图像分类效果好坏的评价是通过目视观察和来自官方的统计数据对比分析,这种评价方法不仅费时而且常带有人主观因素,因此,该领域迫切地需要一种好的图像分割方法评价标准。

参考文献:

- [1] 侯立华.图像分割方法综述[J].科技创新导报,2008(22):249.
- [2] 黄煌,肖鹏峰,王结臣.多尺度归一化割用于遥感图像分割[J].遥感信息,2015,30(5):20-25.
- [3] 谢娟英,高红超.基于统计相关性与 K-means 的区分因子集选择算法[J].软件学报,2014,25(9):2050-2075.
- [4] 王晓年,冯远静,冯祖仁.一种基于主动轮廓模型的蚁群图像分割算法[J].控制理论与应用,2006,23(4):515-522.
- [5] 胡建强,李涓子,廖桂平.一种基于多维服务质量的局部最优服务选择模型[J].计算机学报,2010,33(3):526-534.
- [6] CHAKRABORTY R S. Hardware security through design obfuscation [D]. USA: Case Western Reserve University, 2010.

- [7] DORIGO M, BLUM C. Ant colony optimization theory: a survey [J]. Theoretical Computer Science, 2005, 344: 243-278.
- [8] 曹永春,蔡正琦,邵亚斌.基于 K-means 的改进人工蜂群聚类算法[J].计算机应用,2014,34(1):204-207.
- [9] 翟东海,鱼江,高飞,等.最大距离法选取初始簇中心的 K-means 文本聚类算法的研究[J].计算机应用研究,2014,31(3):713-715.
- [10] WANG X, DU J, WU S, et al. Cluster ensemble-based image segmentation [J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10: 297-308.
- [11] 张亚利,雕丹.改进小波算法在图像分割技术中的应用[J].数字技术与应用,2016(3):137-138.
- [12] 赵越,周萍.改进的 K-means 算法在遥感图像分类中的应用[J].国土资源遥感,2011,23(2):87-90.
- [13] 季虎,孙即祥,邵晓芳,等.图像边缘提取方法及展望[J].计算机工程与应用,2004,40(14):70-73.
- [14] 白杨,孙跃,王君,等.基于动态自适应蚁群算法的 MRI 图像分割[J].计算机科学,2008,35(2):226-229.
- [15] NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S, RASHEDIE. Edge detection using ant algorithms [J]. Soft Computing, 2006, 10(7): 623-628.